



Analyse multi-échelle de la géométrie des courbes planes

Ronan Fablet, Alexis Chaigneau, Bertrand Sophie

► To cite this version:

Ronan Fablet, Alexis Chaigneau, Bertrand Sophie. Analyse multi-échelle de la géométrie des courbes planes. RFIA 2012 (Reconnaissance des Formes et Intelligence Artificielle), Jan 2012, Lyon, France. pp.978-2-9539515-2-3. hal-00656510

HAL Id: hal-00656510

<https://hal.science/hal-00656510>

Submitted on 17 Jan 2012

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

Analyse multi-échelle de la géométrie de courbes planes

R. Fablet¹

A. Chaigneau²

S. Bertrand³

¹ Institut Telecom/Telecom Bretagne, Technopôle Brest-Iroise, 2938 Brest, France

² IRD/UMR LEGOS, Av. E. Belin, 31000 Toulouse, France

³ IRD/UMR EME, Av. Jean Monnet, Sète, France

{ronan.fablet@telecom-bretagne.eu, alexis.chaigneau@ird.fr, sophie.bertrand@ird.fr}

Résumé

Avec le développement des technologies de suivi et géolocalisation, l'analyse de données trajectométriques est un thème émergent dans de nombreux domaines. L'extraction et la description de structures significatives le long d'une trajectoire est parmi les principales thématiques d'intérêt. Alors que l'analyse de forme 2D a fait l'objet de très nombreux travaux, l'analyse multi-échelle de la géométrie de courbes planes ouvertes reste à notre connaissance relativement peu explorée. Nous montrons que l'application de méthodes de décomposition espace-échelle doit être considérée avec attention et proposons un schéma basé sur une décomposition en ondelettes continues. Nous illustrons sa pertinence sur différents exemples et considérons également une application à la caractérisation de structures géométriques dans les images.

Mots Clef

courbe plane, géométrie et régularité multi-échelle

Abstract

With the development of tracking technologies, the analysis of trajectory data is an emerging issue in numerous domains. The extraction and description of the key patterns along a track are among the key issues. Whereas shape analysis has received a lot of attention over the last two decades, the multiscale analysis of the geometric features of opened planar curves remains to our knowledge weakly investigated. We here show that classical multiscale techniques cannot straightforwardly address this issue and propose an original wavelet-based scheme. We demonstrate its relevance for the characterization and extraction of local scale-space patterns of interest along a track and consider an application to image geometry analysis.

Keywords

RFIA 2012

planar curve, multiscale geometry and regularity

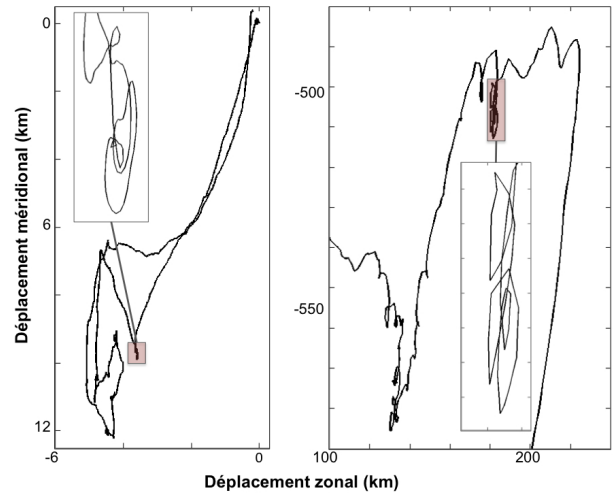


Figure 1: **Exemples de trajectoires géolocalisées:** trajectoire enregistrée par GPS à une résolution d'une seconde d'un fou de l'île Guanape (Pérou) (gauche), relevé de positions ARGOS d'une bouée dérivante à la surface de l'océan (droite). Nous illustrons sur un segment de chaque trajectoire la présence de structures de petite échelle.

1 Introduction

Récemment, l'acquisition de données de trajectoires est devenue de plus en plus commune dans de nombreux domaines. A titre d'exemple, l'écologie du mouvement est une discipline scientifique qui se développe fortement depuis une quinzaine d'années [8, 13, 10] notamment grâce aux technologies de suivi GPS à haute-résolution. De nombreux programmes de marquage d'espèces marines ou terrestres (tortues marines, requins, oiseaux marins, mammifères marins et terrestres,...) ont bénéficié de ces technologies GPS pour constituer des bases de données de trajectoires individuelles permettant de mieux comprendre les comportements individuels, notamment les comportements de prédation [8, 10, 13]. Un exemple de trajectoire haute-résolution (à une résolution temporelle d'une seconde) d'un fou sur les côtes péruviennes est

fourni comme illustration. Il est notable que cette trajectoire révèle un emboîtement d'échelles de mouvement en termes d'oscillations et/ou boucles avec des échelles caractéristiques de l'ordre de la dizaine de mètres à la dizaine de kilomètres. Nous fournissons un autre exemple de données trajectométriques acquises par une bouée dérivante à la surface de la mer associée à un système ARGOS. Cet exemple constitue également une parfaite illustration de la nature intrinsèquement multi-échelle des phénomènes observés, ici déterminés par la dynamique océanique en surface. Au-delà de ces exemples pris dans les domaines de la télédétection et de l'écologie, la constitution de bases de données de trajectoires individuelles de véhicules ou de personnes devient également commun [3]. On peut par exemple citer ici la mise en oeuvre de systèmes de suivi de navires (VMS: Vessel Monitoring System) pour le suivi du trafic maritime ou de pêcheries industrielles, les problématiques de vidéo-surveillance [11] ou d'analyse de contenus vidéos exploitant pleinement les avancées récentes dans le domaine de la détection et du suivi des personnes, par exemple [16].

Pour chacun de ces domaines d'application, les problématiques d'analyse et description des caractéristiques des trajectoires individuelles, comme la caractérisation de la géométrie des trajectoires ou la détection de comportements d'intérêt le long d'une trajectoire, deviennent centrales. Une trajectoire 2D peut être séparée en deux composantes distinctes: une composante géométrique, i.e. la courbe dans le plan définie par la trajectoire, et une composante de déplacement le long de la trajectoire. Il peut être noté que ces deux composantes sont mutuellement indépendantes et peuvent donc être analysées séparément. Nous nous focalisons ici plus particulièrement sur la composante géométrique des trajectoires, i.e. l'analyse de courbes planes. Alors que l'analyse géométrique de formes 2D a reçu une grande attention dans le domaine de la vision par ordinateur, en particulier pour des applications de reconnaissance, classification et indexation [2, 6, 21], les travaux récents sur l'analyse de trajectoires dans le domaine de la vision par ordinateur se concentrent plutôt sur des problèmes de regroupement et mise en correspondance, par exemple [3, 16]. Notre contribution principale consiste ici à proposer des méthodes d'extraction et caractérisation des structures géométriques le long d'une courbe plane en prenant en compte son caractère intrinsèquement multi-échelle. A partir d'une analyse de l'état de l'art, nous mettons en évidence les limites des approches existantes pour réaliser cet objectif et proposons une approche originale basée sur une adaptation de la décomposition en ondelettes continues au cas des processus planaires. Une évaluation en est réalisée à partir d'exemples simulés et d'applications à des données réelles. Nous démontrons également la

pertinence des outils proposés pour la caractérisation et l'extraction du contenu géométrique des images à partir de l'analyse de leurs lignes de niveaux [15].

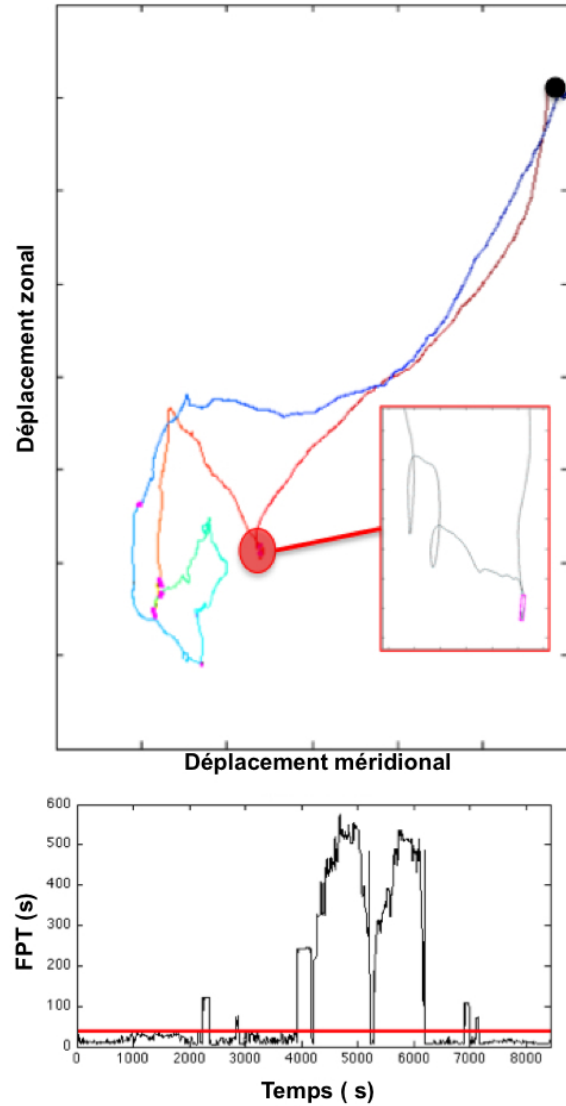


Figure 2: **Analyse FPT (First-Time Passage) d'une trajectoire**: trajectoire illustrée en Fig.1.a et détection de structures significatives (en magenta) par la méthode FPT [8] pour un rayon d'analyse de 40m avec un zoom sur une portion où des structures d'intérêt ne sont pas détectées (haut), série de l'indice FPT le long de la trajectoire pour un rayon d'analyse de 40m avec le seuil empirique utilisé pour la détection de structures (bas).

2 Contexte et état de l'art

L'analyse de trajectoires 2D est un thème de recherche particulièrement actif dans le domaine de l'écologie du mouvement. Deux catégories principales de méthodes ont été envisagées. Les modèles de marche aléatoire (marche aléatoire corrigée, marche de Lévy, ... [4, 13]) fournissent une représentation parti-

monieuse et globale d'une trajectoire à partir des paramètres du modèle. Ces modèles ont par exemple permis de mettre en évidence l'existence de comportement de type Lévy (i.e., des stratégies super-diffusives) dans les stratégies de recherche de proies de différents prédateurs supérieurs [13]. Ces modèles ne permettent pas de déterminer les échelles spatiales caractéristiques d'une trajectoire et d'extraire des structures d'intérêt associées telles que des boucles ou des oscillations. Pour se faire, des méthodes exploitant l'analyse d'un descripteur local de la sinuosité de la trajectoire ont été proposées [4]. L'indice FPT (First-Passage Time) est certainement le plus populaire [8]. Il consiste à évaluer en chaque point de la trajectoire le temps nécessaire pour s'éloigner d'une certaine distance. Comme illustré pour la méthode FPT (Fig.2), ces approches requièrent de définir une échelle d'analyse a priori. Elles sont donc intrinsèquement mono-échelle et ne peuvent détecter et caractériser des structures d'intérêt le long d'une trajectoire pour une gamme étendue d'échelles. Leur extension à une analyse multi-échelle constitue le coeur de notre contribution. Il peut être souligné que les analyses multi-fractales [10] constituent une réponse partielle, bien qu'elles ne permettent que d'extraire une représentation relativement sommaire du contenu multi-échelle d'une trajectoire.

L'analyse de formes 2D est depuis longtemps un thème de recherche particulièrement actif en vision par ordinateur, notamment les méthodes de décomposition multi-échelle (par exemple, les méthodes de Fourier, les moments de Zernike ou courbure espace-échelle (CSS: curvature scale-space) [6, 21]) ou plus récemment les métriques basées sur le recalage de formes [2, 12]. A titre d'exemple la méthode CSS représente une forme par les passages par zéro de la courbure le long de la forme en fonction de l'échelle d'analyse alors qu'une forme est représentée par sa projection sur une base de fonctions dans les méthodes de Fourier ou Zernike. Ces dernières ne peuvent néanmoins pas se transposer directement à l'analyse de courbes planes ouvertes. De manière générale ces différentes approches ont principalement été développées pour des applications de classification et reconnaissance de forme en mettant en avant leur capacité à appréhender des invariances à différentes transformations géométriques (e.g., translation, rotation, transformation affine,...) et ne répondent pas aux problèmes de détermination des échelles caractéristiques d'une courbe et de détection de structures d'intérêt le long de cette courbe.

Cette brève analyse indique que l'état de l'art de l'analyse de trajectoires et des formes 2D ne permet pas de répondre de manière satisfaisante aux problématiques de caractérisation et extraction multi-échelle des structures d'intérêt d'une courbe plane. En nous appuyant sur la décomposition temps-fréquence

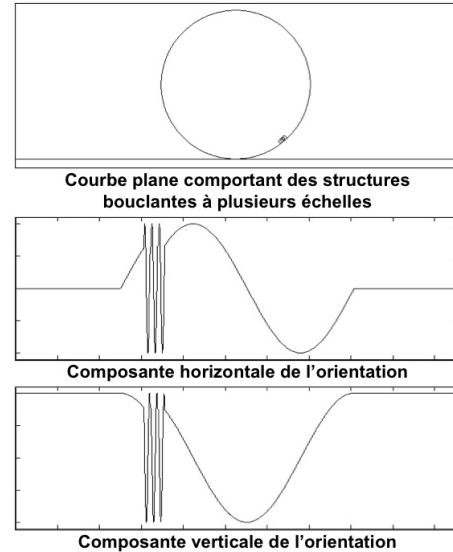


Figure 3: **Principe de l'approche proposée pour la décomposition multi-échelle de la géométrie d'une courbe plane** : courbe plane comportant des structures bouclantes à deux échelles différentes (haut). La série de l'orientation de la tangente à la courbe en fonction de son abscisse curviligne présente une modulation de fréquence directement liée au rayon des boucles.

de signaux 1D non-stationnaires par ondelettes continues [9, 17], nous proposons une représentation espace-échelle de la géométrie d'une courbe plane. La méthode proposée est décrite dans la section suivante.

3 Approche proposée

3.1 Principe

Comme illustré (Fig.3), pour un déplacement sur une boucle circulaire à vitesse constante, les composantes horizontales et verticales de l'orientation le long de la trajectoire (i.e., l'orientation de la tangente à la courbe plane) sont des sinusoides en quadrature avec une fréquence caractéristique de la taille du cercle décrit. La présence d'oscillations conduiraient également à de tels comportements sinusoïdaux de la série des orientations. Il peut être remarqué que dans une analyse fréquentielle de la série des positions le long de la trajectoire le niveau d'énergie dépend du rayon des structures. Le fait de considérer la série des orientations fournit une normalisation des énergies vis-à-vis des échelles d'analyse.

Ces observations fournissent la base pour caractériser la géométrie d'une courbe plane à partir d'une analyse temps-fréquence de la série 2D de l'orientation le long de la courbe. Toutefois la nature multi-échelle des structures géométriques impose de considérer avec attention cette analyse temps-fréquence et de la combiner à une représentation espace-échelle adaptée de la courbe. Nous détaillons ci-dessous l'algorithme pro-

posé pour calculer une représentation espace-échelle de la géométrie d'une courbe plane ainsi que les méthodes exploitant cette représentation pour extraire des structures géométriques d'intérêt.

3.2 Spectre espace-échelle de la géométrie d'une courbe plane

L'analyse temps-fréquence d'un signal 1D référencé en temps peut être vue comme la décomposition de ce signal sur un ensemble d'atomes temps-fréquence [9]. Ce type de décomposition ne s'applique pas de manière directe dans le cas de courbes planes pour lesquelles il n'existe pas de référence intrinsèque de parcours d'une courbe. Pour une courbe plane, si l'on considère l'abscisse curviligne comme axe "temporel" de référence, l'analyse de la fréquence du signal de l'orientation le long de la courbe comme suggéré ci-dessus conduit à une sur-estimation du rayon d'une boucle ou d'une oscillation si la courbe présente des irrégularités à plus petite échelle. Dans certains cas, ces structures à petites échelles peuvent même occulter une structure de plus grande échelle. Ces deux situations sont illustrées en Fig.4 (bas, gauche). Alors que le spectre de la décomposition temps-fréquence (ici par ondelettes continues) de la série des orientations le long de la courbe ne permet pas de détecter les deux plus grandes boucles, les boucles de plus petites tailles sont effectivement associées à une zone du spectre de forte énergie mais pour une fréquence caractéristique sur-estimant significativement (d'un facteur supérieur à 2) le rayon de ces structures. Il peut être souligné que cette analyse est valide à la fois pour des boucles et des oscillations.

Ces observations mettent en évidence la nécessité de considérer conjointement à l'analyse du contenu fréquentiel du signal d'orientation et la définition d'une représentation espace-échelle adaptée de la courbe. L'algorithme en découlant repose sur la décomposition en ondelettes continues complexes (CCWT: Complex Continuous Wavelet Transform) [17]. Cette décomposition permet de réaliser un bon compromis temps-fréquence et est bien adaptée à l'analyse de modulation fréquentielle. L'application d'une représentation complexe est en outre naturelle pour traiter une information d'orientation. Pour un signal mono-dimensionnel, la CCWT consiste à calculer des coefficients d'ondelettes complexes $\{w_x(a, \tau)\}$ résultant de la convolution du signal et de versions translatées et dilatées de l'ondelette considérée Ψ

$$w_x(a, \tau) = \frac{1}{\sqrt{a}} \int x(t) \cdot \Psi^* \left(\frac{t - \tau}{a} \right) dt \quad (1)$$

où a est la période (ou échelle temporelle), τ une position temporelle et u^* correspond au conjugué complexe de la variable complexe u . Le signal analysé ici est une représentation complexe de la série des

orientations θ le long de la courbe, i.e. $x(t) = \cos \theta(t) + i \sin \theta(t)$ pour toute position t le long de la courbe. Comme illustré ci-dessus (Fig.3), l'échelle caractéristique d'une courbe présentant une oscillation ou une boucle de rayon de courbure R est $2\pi R$.

Afin d'analyser la présence d'une structure géométrique de rayon R à une position τ quelque soit les caractéristiques de la courbe à des échelles plus petites, les coefficients complexes sont évalués non pas pour le signal d'orientation x de la courbe originale mais pour le signal d'orientation d'une version de la courbe pour laquelle les petites échelles (relativement à l'échelle d'analyse R) ont été filtrées. Cela revient à construire une représentation espace-échelle de la forme [6], i.e.

$$w_C(a_R, \tau_R) = \frac{1}{\sqrt{a_R}} \int x_C(t_R, R) \cdot \Psi^* \left(\frac{t_R - \tau}{a_R} \right) dt_R \quad (2)$$

où l'échelle d'analyse a_R est paramétrée comme $a_R = 2\pi R$ relativement au rayon d'analyse R , $x_C(., R)$ la représentation complexe de la série des orientations d'une version lissée \mathcal{C}_R de la courbe originale \mathcal{C} relativement au rayon d'analyse R . τ_R et t_R correspondent à des positions le long de la courbe \mathcal{C}_R paramétrées par l'abscisse curviligne. Nous considérons une filtrage morphologique des courbes en deux temps. Un filtre de grain permet en premier lieu d'éliminer les boucles dont le rayon est petit vis-à-vis de R (typiquement, nous utilisons un seuil de $R/10$), puis un lissage gaussien supprime les irrégularités géométriques aux petites échelles vis-à-vis de R (nous utilisons un noyau gaussien d'écart type $2\pi R/10$).

Le spectre d'énergie de la décomposition espace-échelle ainsi calculée, i.e. $|w_x(a_R, \tau_R)|^2$, permet de quantifier la présence d'une structure de rayon caractéristique R à la position τ_R . τ_R étant un index sur la courbe calculé comme l'abscisse curviligne de la courbe \mathcal{C}_R , une interpolation linéaire est appliquée pour calculer un spectre d'énergie $S_C(a_R, \tau)$ référencé par rapport à l'abscisse de la courbe originale \mathcal{C} . Il peut être noté que l'on peut procéder de la même manière pour déterminer le cône d'influence du spectre, i.e. la région du spectre dans laquelle les effets de bord peuvent être négligés [17].

Dans la suite ce spectre d'énergie est appelé spectre espace-échelle de la géométrie de la courbe plane \mathcal{C} et est noté S_C .

3.3 Analyse multi-échelle des structures géométriques d'intérêt

Etant donné le spectre S_C associé à une courbe plane \mathcal{C} , nous pouvons caractériser la distribution des échelles géométriques D_C observées le long de la courbe \mathcal{C} à partir de la somme des énergies dans chaque sous-

bande d'échelle du spectre, i.e.

$$D_C(R) = \int S_C(a_R, \tau_R) d\tau_R \quad (3)$$

Cette distribution est homogène à une distance cumulée des structures géométriques de rayon caractéristique R .

Nous pouvons également exploiter le spectre S_C pour détecter des structures géométriques d'intérêt le long de la courbe \mathcal{C} . Comme illustré (Fig.4), la présence d'oscillations locales ou de boucles se traduit par des régions d'énergie élevée dans le spectre S_C . La détection de ces structures géométriques peut donc être formulée comme l'extraction des régions du spectre S_C d'énergie localement maximale et significative vis-à-vis d'un modèle a priori. Nous considérons ici un modèle de bruit contre lequel le niveau d'énergie du spectre sera testé. Ce modèle est défini par une marche aléatoire corrélée [4] du premier ordre contrainte par les statistiques du premier ordre du changement d'orientation de la courbe \mathcal{C} . Par simulation, nous déterminons le percentile à 90%, noté S_{CRW} , du spectre d'énergie associé à ce modèle de marche aléatoire. La détection des structures géométriques significatives consiste alors à extraire les ensembles de niveaux maximaux [15], qui ne contiennent qu'un maximum local, dans la région du spectre S_C d'énergie supérieure au niveau de référence S_{CRW} .

De manière complémentaire, nous différencions les structures géométriques de type oscillation de celles comportant des boucles par un critère géométrique: Une structure géométrique de rayon caractéristique R est dite bouclante si le segment associé de la courbe plane \mathcal{C}_R contient des auto-intersections et oscillante dans le cas contraire.

4 Application à l'analyse géométrique de trajectoires

Nous appliquons l'approche proposée à l'analyse de trajectoires 2D. Nous considérons à la fois des exemples synthétiques et des trajectoires réelles pour démontrer la pertinence de notre contribution.

4.1 Exemples synthétiques

Afin de mener une évaluation quantitative de l'approche proposée, des simulations de trajectoires présentant des structures géométriques connues sont réalisées. Les exemples considérés comportent deux grandes boucles d'un rayon 81.5km et au sein de la première sont simulées trois boucles consécutives de rayon 5.1km. En outre nous superposons un bruit géométrique à petite échelles défini comme suit:

$$\begin{cases} x_B(t) = \alpha * [\sin(2 * \pi * w * t) + u_t] \\ y_B(t) = \alpha * [v_t] \end{cases} \quad (4)$$

où (x_B, y_B) sont les composantes horizontales et verticales du bruit géométrique, w est la fréquence de l'oscillation à petite échelle ($1/2\pi \text{ km}^{-1}$), u_t et v_t sont des réalisations d'une loi gaussienne de variance 1. Le niveau de bruit ajouté à la trajectoire simulée est quantifié par le paramètre α .

Nous illustrons en Fig.4 la comparaison de la caractérisation espace-échelle de la géométrie de la trajectoire issue d'une part d'une application directe d'une décomposition temps-fréquence à la série des orientations de la courbe (Eq.1) (Fig.4, méthode A) et de l'approche proposée (Eq.2) d'autre part (Fig.4, méthode B). Cet exemple simulé pour $\alpha = 1$ démontre la nécessité de considérer une représentation espace-échelle de la courbe adaptée à l'analyse fréquentielle de son orientation pour appréhender ses échelles géométriques caractéristiques.

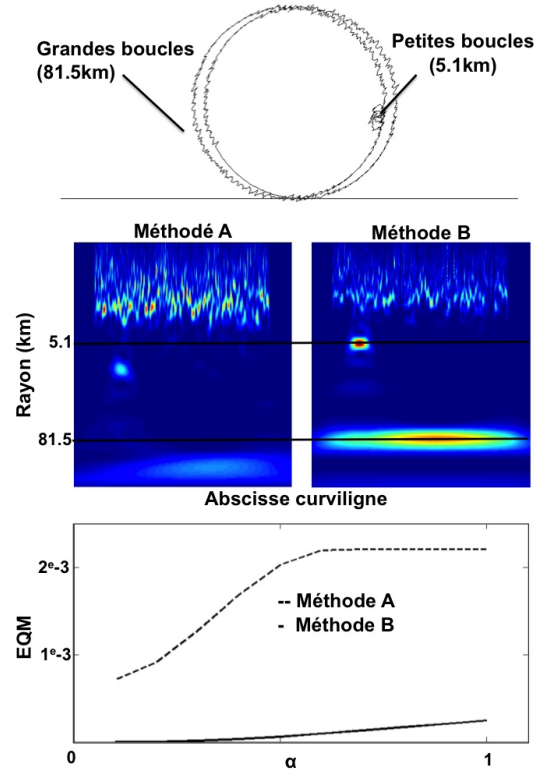


Figure 4: **Evaluation de l'approche proposée:** pour une courbe plane présentant deux grandes boucles (rayon de 81.5km), trois petites boucles (rayon 5.1km) et un bruit géométrique à des échelles plus fines(haut), la décomposition en ondelettes continues de la série des orientations de la courbe (Eq.1) ne permet pas de détecter efficacement la présence des boucles (méthode A) alors que l'approche proposée les révèle clairement (méthode B). Nous rapportons le spectre d'énergie des décompositions en ondelettes. Nous comparons également les spectres calculés au spectre théorique en termes d'erreur quadratique moyenne (EQM) pour les deux méthodes pour différents niveaux de bruit α (Eq.4) (bas).

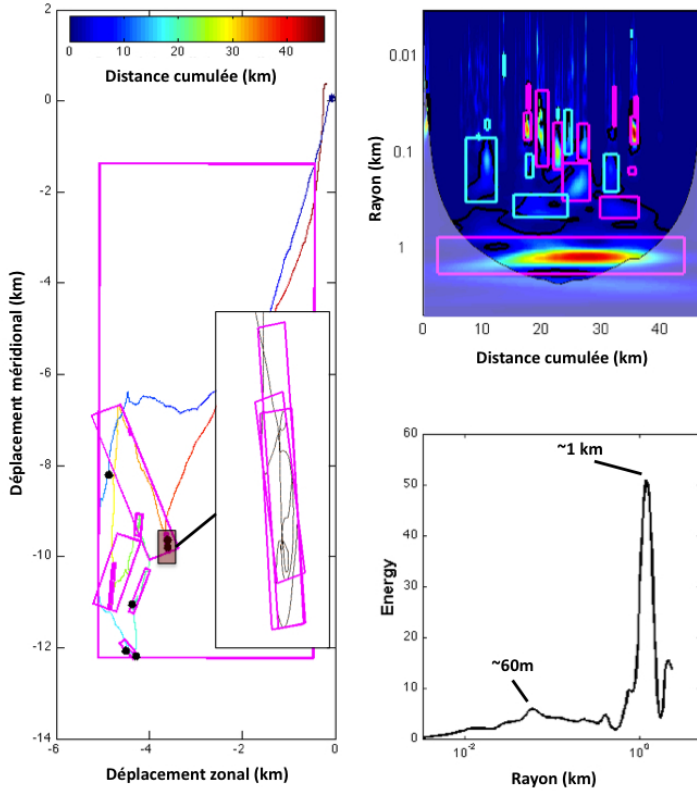


Figure 5: **Analyse multi-échelle de la géométrie d'une trajectoire d'oiseau:** voyage de nourrissage d'un fou au départ de l'île Guanape (Pérou) avec les structures bouclantes détectées (gauche), spectre multi-échelle de la géométrie le long de la trajectoire et structures bouclantes (magenta) et non-bouclantes (cyan) détectées (droite, haut), distribution d'énergie à travers les échelles (droite, bas).

Cette évaluation qualitative est confortée par une évaluation quantitative basée sur une comparaison du spectre d'énergie théorique d'une courbe comprenant uniquement les différentes boucles au spectre d'énergie calculé à partir d'une décomposition multi-échelle (Eq.1 et 2). Le critère d'erreur évalué est la différence quadratique moyenne des deux spectres d'énergie. Nous calculons ce critère d'erreur pour différents niveaux de bruit α (Eq.4) (Fig.4, bas).

4.2 Trajectoires réelles

Nous considérons également un exemple de voyage de nourrissage d'un oiseau marin pendant la période de nidification. Il s'agit ici d'un trajectoire de fou à partir de l'île de Guanape au large des côtes péruviennes. De manière générale, un voyage consiste en un aller-retour à partir du nid pour trouver des proies et nourrir les oisillons pendant leurs premières semaines. Ces voyages présentent des structures oscillantes et bouclantes sur une large gamme d'échelles comme illustré plus haut (Fig.1).

Nous illustrons pour ce même exemple l'application de

la méthodologie proposée (Fig.5). Le spectre espace-échelle évalué révèle bien les différentes échelles de structures géométriques présentes le long de la trajectoire. Ces résultats de détection peuvent être comparés à ceux obtenus par une méthode mono-échelle (cf. Fig.2) [8, 10, 14] et démontre clairement l'apport de l'approche multi-échelle. Ils permettent notamment de mettre en évidence les emboîtements en échelle: les structures géométriques de plus petites échelles (moins de 100m de rayon) sont ici toutes imbriquées dans des structures bouclantes ou oscillantes de plus grand rayon. On peut penser que ces emboîtements sont caractéristiques de certains comportements de recherche et prédation, les plus petites structures permettant de se focaliser sur des zones d'intérêt à l'intérieur d'une zone de prospection de plus grande taille. La compréhension des relations entre taille et emboîtement des structures géométriques et stratégie de prédation fait l'objet de travaux en collaboration avec des écologues et doit permettre d'approfondir les connaissances actuelles [8, 13].

Nous pouvons également quantifier à travers la distribution d'énergie des échelles géométriques de la trajectoire (Fig.5, en bas, à droite) la fréquence relative des différentes échelles. Cette distribution fait apparaître deux modes principaux, l'un autour de 60m de rayon et l'autre de l'ordre de 1km avec la présence d'un nombre significatif de structures de 10m à 1km de rayon. Des résultats complémentaires portant sur l'analyse d'un ensemble de trajectoires individuelles de fous de la même zone géographique (un jeu de plus 100 voyages) laissent penser que ces deux échelles de 60m et 1km sont des caractéristiques moyennes de l'ensemble de la population de fous sur la zone d'étude. Elles pourraient être associés à des échelles caractéristiques de l'organisation des champs de proies.

5 Application à l'analyse multi-échelle des images

Nous considérons également une application à la caractérisation de la géométrie des images. Relativement récemment, différents travaux ont démontré la pertinence d'une représentation d'une image par l'ensemble de ces lignes de niveaux pour différentes applications : compression et interpolation d'images [15], détection de structures géométriques élémentaires (bords, coins,...) [7], caractérisation de texture [19]. Dans des domaines d'application particuliers tels que l'analyse d'écoulement fluide, les lignes de niveaux correspondent également à des grandeurs physiques d'intérêt [1, 5]. Du point de vue méthodologique, la caractérisation statistique des dynamiques fluides reposent généralement sur l'analyse de spectre fréquentiel des champs de vitesse. L'analyse des champs de Lyapounov (i.e., des indices locaux de la convergence de particules advectées par le champ de

vitesse) a récemment émergé comme un outil fournissant des informations pertinentes pour comprendre la structuration à différentes échelles induite par une dynamique fluide. Les outils d'analyse de ces champs reposent généralement sur des statistiques relativement simples (champ moyen, décomposition modale,...). De manière complémentaire, des résultats théoriques récents ont démontré que la géométrie des lignes de niveaux de traceurs scalaires advectés par une dynamique turbulente est définie par les paramètres physiques (notamment la diffusivité) décrivant la turbulence [5]. Nous avons exploré ces statistiques de rugosité des iso-lignes pour l'analyse des images satellitaires de la température de surface de l'océan et la caractérisation de la saisonnalité de la frontogénèse océanique dans certaines zones très dynamiques de l'océan (par exemple, la région du courant des aiguilles au large des côtes d'Afrique du sud) [1].

L'approche développée ici permet typiquement d'approfondir la compréhension de la déformation géométrique induite à différentes échelles par une dynamique turbulente. Elle permet par exemple de caractériser les échelles géométriques caractéristiques d'une frontogénèse et de quantifier leurs fréquences relatives. Nous en fournissons ici l'illustration pour la région frontale au sud de l'Afrique du sud, l'une des plus actives de l'océan, en analysant une série d'images hebdomadaires de la température de surface de 2003 à 2009 dans la région du courant des aiguilles. Nous avons évalué la distribution de l'énergie des échelles géométriques des iso-températures dans la région frontale (i.e., la ligne de niveaux de plus fort gradient moyen [1]) en appliquant la méthode décrite précédemment. La région frontale présente en effet des oscillations géométriques à différentes échelles qui restent à notre connaissance peu décrites quantitativement. Nous illustrons les distributions obtenues pour deux dates différentes en janvier 2003 (été austral) et en juillet 2003 (hiver austral) (Fig.6). Elles mettent clairement en évidence une plus forte intensité de structures de plus grandes tailles en hiver, ce qui est consistant avec la plus forte activité des ces zones frontales en hiver. A partir de l'ensemble de la série de 6 années de données, nous avons calculé le cycle saisonnier moyen (Fig.6, à droite). Il met clairement en évidence la saisonnalité des fréquences des structures géométriques de rayon de plus de 100km lors de la période hivernale alors que durant les mois d'été les structures de rayon de l'ordre de 50km forment le mode le plus intense. Ces résultats originaux constituent une première caractérisation géométrique multi-échelle comparativement aux travaux antérieurs, par exemple [1].

6 Conclusion et perspectives

Nous avons dans cet article abordé la caractérisation multi-échelle des structures géométriques le long d'une courbe plane. Nous avons mis en évidence les limites des approches existantes et proposé une méthode de décomposition espace-échelle de la géométrie à partir d'une analyse espace-échelle adaptée de l'orientation le long de la courbe. Le spectre espace-échelle ainsi évalué permet de quantifier la distribution en échelle de la géométrie d'une courbe plane et d'identifier des structures d'intérêt oscillantes ou bouclantes le long de cette courbe. Nous avons démontré la pertinence de la méthode proposée sur des exemples synthétiques et réelles de courbes planes, en particulier des trajectoires d'oiseaux marins exhibant une large gamme d'échelles géométriques, et considéré une première application à l'analyse de la géométrie des images, dans le contexte de la télédétection de l'océan.

Du point de vue méthodologique, les travaux futurs viseront à comparer et évaluer différents types de décomposition temps-fréquence, en particulier la possibilité d'adapter des décompositions de type Wigner-Ville ou EMD (Empirical Mode Decomposition) à ce contexte d'analyse de courbes planes [9]. Ces travaux ouvrent aussi de nouvelles perspectives pour la caractérisation multi-échelle de la géométrie dans les images et l'extraction de structures géométriques d'intérêt. Notre contribution permet d'envisager de nouvelles primitives, notamment des structures oscillantes (vagues, zébrures,...) qui pourraient compléter les nombreuses approches d'extraction de signatures locales (par exemple les points d'intérêt) et primitives géométriques comme des bords rectilignes, coins ou jonctions [7]. L'analyse de texture semble également être un domaine d'application naturelle des méthodes proposées. Des travaux récents ont d'ailleurs démontré la pertinence de l'analyse des ensembles de niveaux des images texturées pour des problèmes de reconnaissance et classification [19].

Cette contribution fournit de nouveaux outils de caractérisation de la géométrie des trajectoires individuelles et des images. Comme illustré sur quelques exemples ici, les travaux en cours explorent plus particulièrement leur potentiel pour révéler et mieux comprendre les comportements de prédateurs supérieurs et étudier les dynamiques océaniques. D'autres applications, en particulier dans le domaine de l'analyse de comportements individuels et collectifs sont envisagés.

References

- [1] Ba, S., Fablet, et al. Statistical descriptors of ocean regimes from the geometric regularity of Sea Surface Temperature observations. IEEE GRSL 2011.
- [2] Bronstein, A.M., Bronstein, M.M., et al. A Gromov-Hausdorff Framework with Diffusion Geom-

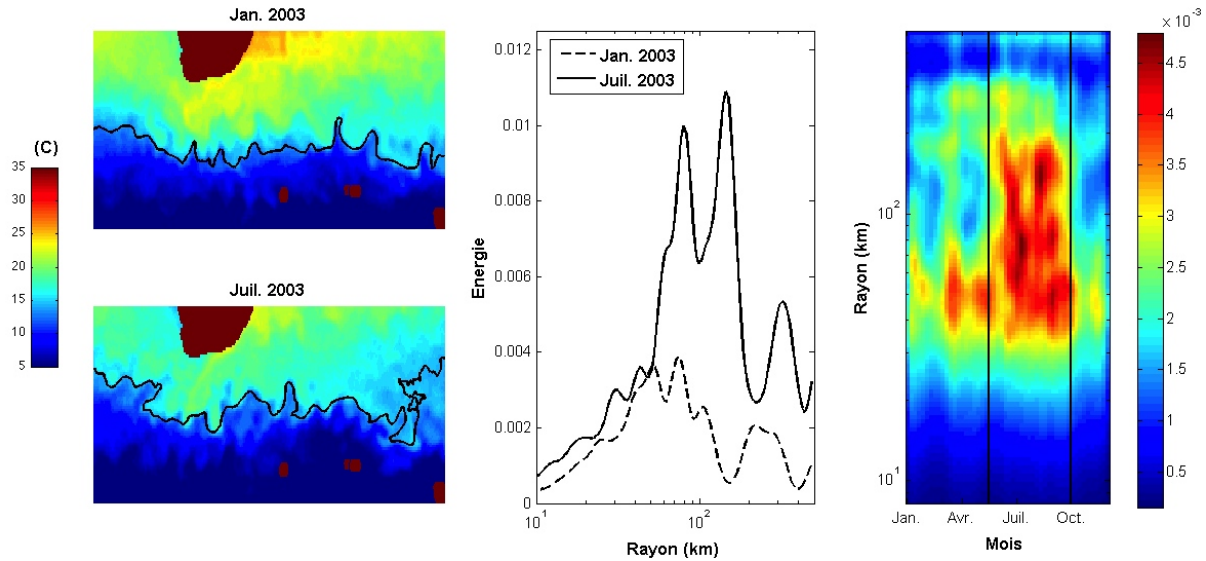


Figure 6: **Analyse multi-échelle de la géométrie des images satellitaires de la température de surface dans la région du courant des aiguilles (Afrique du Sud):** observations de Janvier et Juillet 2003 et lignes de niveaux analysés (zone frontale) (gauche), distributions de la géométrie de ces lignes de niveaux à travers les échelles (de 10km à 500km) (milieu), cycle saisonnier de cette distribution droite).

- etry for Topologically-Robust Non-rigid Shape Matching. *IJCV*, 89(2-3): 266-286, 2010.
- [3] Brox, T., Malik, J. Object Segmentation by Long Term Analysis of Point Trajectories. *ECCV'2010, LNCS 6315*: 282-295, 2010.
- [4] Calengea, C., Draya, S., Royer-Carenzia, M. The concept of animals' trajectories from a data analysis perspective. *Ecol. App.*, 4(1): 34-41, 2009.
- [5] Cardy, J. The power of two dimensions. *Nature Physics*, 2006.
- [6] Chuang, G. C., Kuo, C., Wavelet descriptor of planar curves: theory and applications. *IEEE TIP*, 5(1): 56-70, 1996.
- [7] Desolneux, A., Moisan, L., Morel, J.M.. A Grouping principle and four applications. *IEEE PAMI*, 25(4): 508-513, 2003.
- [8] Fauchald, P., Torkild T. Using First-Passage Time in the analysis of area-restricted search and habitat selection. *Ecology*, 84:282-288, 2003.
- [9] Flandrin, P. Time-frequency/time-scale analysis. *Academic Press*, 1999.
- [10] Fritz, H., et al. Scale-dependent hierarchical adjustments of movement patterns in a long-range foraging seabird. *Proc. R. Soc. Lond. B* 270:1143-1148, 2003
- [11] Hampapur, A., Brown, L. et al. Smart video surveillance. *IEEE Sig. Proc. Mag.*, 22(2):38-51, 2005.
- [12] Huang, X., Paragios, N., Metaxas, D.N. Shape Registration in Implicit Spaces using Information Theory and Free Form Deformations. *IEEE PAMI*, 2006.
- [13] Humphries, N., Queiroz, N. et al. Environmental context explains Lévy and Brownian movement patterns of marine predators. *Nature* 465:1066-1069, 2010.
- [14] Knell, A.S., Codling, E.A. Classifying area-restricted search (ARS) using a partial sum approach. *Theor. Ecol.*, 2011.
- [15] Monasse, P., Guichard, F. Fast Computation of a Contrast Invariant Image Representation. *IEEE TIP*, 9: 860-872, 2000.
- [16] Sivic, J., Schaffalitzky, F., Zisserman, A. Object Level Grouping for Video Shots. *ECCV'2004, LNCS 3022*:85-98, 2004.
- [17] Torrence, C., Compo, G.P. A Practical Guide to Wavelet Analysis. *Bull. Am. Met. Soc.*, 79: 61-78, 1998.
- [18] Wilson, R.P., Liebsch, N. et al. All at sea with animal tracks; methodological and analytical solutions for the resolution of movement. *Deep-Sea Research II*, 54:193-210, 2007.
- [19] Xia, G.S., Delon, J., Gousseau, Y.. Shape-based Invariant Texture Indexing, *IJCV*, 88(3): 382-403, 2010.
- [20] Yang, X., Bai, X. et al. Improving shape retrieval by learning graph transduction. *ECCV, LNCS 5305*: 788-801, 2008.
- [21] Zhang, D., Lu, G. A. Comparative study of curvature scale space and Fourier descriptors for shape-based image retrieval. *Vis. Com. Im. Rep.*, 14(1): 41-60, 2003. Lyon, 24-27 janvier 2012